

基于多智能体的人机协同解决复杂学习问题实证研究

翟雪松¹ 季爽¹ 焦丽珍² 朱强³ 王丽英⁴

(1. 浙江大学教育学院, 浙江杭州 310058; 2. 清华大学信息化技术中心, 北京 100084;
3. 浙江大学计算机科学与技术学院, 浙江杭州 310058; 4. 南京师范大学教育科学学院,
江苏南京 210097)

[摘要] 本研究采用基于大语言模型的多智能体框架, 探索学习者在人机协同环境中解决复杂学习问题的路径。通过对比学习者在单智能体和多智能体合作模式下的话语行为, 本研究发现在多智能体环境中, 学习者能够自发运用多维提问策略, 高效解决复杂学习问题。研究结果有助于教育者反思当前使用大语言模型进行单体对话的局限性, 也为未来建设大规模人机交互系统提供了实践经验。

[关键词] 多智能体; 大语言模型; 生成式人工智能; 人机协作; 复杂学习问题

[中图分类号] G434 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1007-2179(2024)03-0063-11

一、引言

人工智能与传统自动化的主要区别在于前者具有类人的社会属性, 后者更注重工具属性。自生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence, GenAI)应用于教育以来, 学界围绕其教育适用性展开的讨论, 主要聚焦于生成式人工智能是否具有一定的社会属性。当前生成式人工智能的教育应用主要采用学习者与单智能体对话解决预设问题

的交互模式(邱燕楠等, 2023)。这种模式通过生成文本和跨媒体内容, 并即时提供高品质反馈, 能够满足学习者个性化需求, 改善学习者的情绪, 提高学习效果(王雪等, 2022)。然而, 这种协作的价值主要限于内容生产, 停留于工具属性。针对以上问题, 多智能体系统(Multi-Agent Systems, MAS)作为分布式人工智能的新兴研究方向, 可为教育领域的复杂学习问题解决提供可行思路。与基于通用大语言模型(Large Language Model, LLM)的一对一

[收稿日期] 2024-05-05

[修回日期] 2024-05-07

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2024.03.007

[基金项目] 国家科技创新 2030 “新一代人工智能” 重大项目课题 “人机协同的学习社群建构与支持技术” (2022ZD0115904); 2021 国家自然科学基金项目 “融合视觉健康的在线学习资源自适应表征及关键技术研究” (62177042); 2024 浙江省自然科学基金项目 “基于双维眼动融合分析的在线学习者情感计算研究” (Y24F020039)。

[作者简介] 翟雪松, 特聘研究员, 博士生导师, 浙江大学教育学院, 研究方向: 智慧学习环境、教育信息系统、教育技术与装备(xszhai@zju.edu.cn); 季爽, 硕士研究生, 浙江大学教育学院, 研究方向: 人工智能教育应用(graceji1028@foxmail.com); 焦丽珍, 清华大学信息化技术中心, 研究方向: 技术促进教与学、数字素养等(jiaolz@tsinghua.edu.cn); 朱强, 特聘研究员, 博士生导师, 浙江大学计算机科学与技术学院, 研究方向: 人工智能技术(zhuq@zju.edu.cn); 王丽英(通讯作者), 副教授, 硕士生导师, 南京师范大学教育科学学院, 研究方向: 计算机图形图像、虚拟现实、人工智能技术(wangliying@njnu.edu.cn)。

[引用信息] 翟雪松, 季爽, 焦丽珍, 朱强, 王丽英(2024). 基于多智能体的人机协同解决复杂学习问题实证研究[J]. 开放教育研究, 30(3): 63-73.

题解决模式不同,多智能体系统通过多个自治的智能体互动和协同完成复杂任务(Janbi et al., 2023),有助于解决学科语料有限和模型推理能力不足等问题。

本研究旨在系统分析大语言模型在教育场景中解决复杂问题的局限性,通过与传统对话式生成人工智能对比,评估多智能体系统解决教育复杂问题的有效性,并探索其在未来创新人才培养方面的应用潜力。

二、相关研究

(一)大语言模型教育应用的局限

尽管大语言模型在文本生成、理解和推理等通用场景取得了显著成就,但在复杂问题求解、垂直领域语言训练、推理深度和数据源更新等方面仍存在局限(Li et al., 2024)。这是因为大语言模型的通用设计导致其逻辑推理能力和数据集训练时效性等方面存在不足。因此,大语言模型在实现深度个性化学习、解决复杂学习问题和培养师生创新能力方面的应用有限,主要表现在三方面:

1. 推理能力难以助推高阶思维能力培养

大语言模型虽具备一定的推理能力,但其在教育场景主要用于内容生成,难以支持学习者和教师的高阶思维能力培养。大模型推理能力的技术架构通常基于预标注数据,通过计算向量相似度进行匹配,从而在诸多教育应用中基于既定问题生成流畅的语言和媒体内容。然而,大模型主要基于概率理论,多步推理能力较弱,当面对复杂逻辑推理、因果分析和决策的系统问题时,往往难以独立完成(Li et al., 2024)。除了传递知识,教育更要生产知识,这要求将创新、协作等高阶思维能力植入人才培养体系。在教育场景中创设逻辑推理情境,有助于启发学生解决复杂问题,然而单体对话式大语言模型难以提供充分支持,长期依赖大模型解决具体问题也可能削弱学习者从多学科和多角度思考问题的能力。

2. 专业领域求解会出现幻觉

大语言模型在教育垂直领域的应用容易出现“幻觉”(hallucination)。一方面,当前大语言模型的数据训练主要基于互联网资料。因此,当面对未知数据或前沿学科教学时,模型在推理过程

中可能会产生幻觉(Du et al., 2023)。另一方面,教育数据具有较高的敏感性和多样性,这给模型的准确理解和建构带来很大挑战(刘明等, 2023)。

此外,灾难性遗忘(catastrophic forgetting)是神经网络模型面临的一大挑战(Hasselmo, 2017),对大语言模型的学习和适应构成威胁。当模型使用新数据进行微调以适应新任务时,其权重会发生变化,进而可能导致既有知识的丢失。这种现象在持续微调过程中尤为明显,因为新任务的特征模式可能与先前任务有所不同,从而加剧知识的遗忘,使模型难以保持长期的知识一致性(Luo et al., 2023)。

3. 更新滞后、缺乏共情,限制社交技能发展

比如,大语言模型依赖最近一次训练所用的数据集,而重新训练模型耗费巨大(Naveed et al., 2023)。因此,模型可能存在“知识断层”,无法提供最新的研究成果或理论进展(Zhao et al., 2023),从而影响教学的时效性和前沿性。特别是在许多专业领域,新的发现、规定和最佳实践持续涌现,而离线大语言模型难以即时纳入这些信息(Zhao et al., 2023)。大语言模型也难以使用计算器、数据库、搜索引擎等工具提高工作效率。又如,基于大语言模型的生成式人工智能在与学生互动过程中,总能快速生成答案,仿佛是全知全能的专家,学生则可以轻松获取优质答案(翟雪松等, 2023)。然而,这种交互方式缺乏必要的人性化元素。机器往往难以洞悉学生的情绪变化和心理状态,难以模拟真实的人际交流(陈潇等, 2023),可能阻碍学生情感认知、人际交往、社交泛化和团队合作等的发展。

(二)多智能体系统的教育应用

多智能体系统源自分布式人工智能,主要关注分布式问题求解。随着深度学习的兴起,它的研究重心逐渐转向智能体学习,包括单智能体和多智能体的强化学习以及基于模型的强化学习。基于大语言模型的多智能体系统(Large Language Model based Multi-Agents System, LLM-MAS)随之而生。

1. 分布式人工智能发展阶段

分布式人工智能是多智能体系统的思想基础。20世纪70年代中后期,分布式人工智能逐渐兴起,涉及分布式问题求解、规划、组织控制、协商、协作等。1980年,麻省理工学院举办了首次分布式人工智能研讨会,标志着该领域合作的加强(安波,

2022)。该领域早期研究主要关注问题本身及分布式系统求解的一致性和效率, 试图预先定义系统行为。然而, 这种封闭性和确定性的设计理念限制了系统的自适应性、鲁棒性和灵活性, 难以开展社会系统建模, 从而限制了分布式人工智能的实际应用(李杨等, 2018)。该阶段的教育应用主要包括教育资源管理系统和教育分布式数据库的设计(Chaib-Draa et al., 1992)。在分布式数据库系统中, 数据存储于不同网络场地的计算机中, 每个网络场地都有自主处理能力, 能有效完成局部应用。

2. 传统多智能体系统阶段

20世纪80年代, 由于多智能体系统解决复杂分布式问题时展现的智能和灵活性(Bouquet et al., 2015), 分布式人工智能领域的研究者不再依赖确定性行为假设, 逐渐将研究重心转移至多智能体系统(翟雪松等, 2022)。在此阶段, 多智能体系统的节点被定义为具有社交能力、反应性、自主性和主动性的智能自主实体, 能够感知环境并智能地响应变化(Goonatilleke et al., 2022)。随着计算能力和数据可用性的提升, 研究人员开始采用强化学习方法, 让智能体处理更具挑战性和复杂性的任务, 使其能够与环境交互, 以获得最大累积奖励。

这一阶段的多智能体系统开始从理论发展走向实际应用, 并在物流、智能家居、智能城市等领域的复杂系统模拟和优化中发挥作用。在教育领域, 多智能体系统被用作学习伙伴, 有效促进了学生与机器人之间的社会情感交互, 并对中小学协作学习产生正向影响(Leite et al., 2015)。此外, 基于云计算和多智能体系统的教育应用架构可以提高教育资源的可访问性和重用性, 并通过个性化推荐和上下文集成增强学习体验的个性化和互动性(Prieta, 2014)。然而, 在传统的多智能体系统中, 智能体通常利用强化学习基于离线训练数据集开展学习, 导致缺乏实时反馈和动态交互机制, 限制了系统的灵活性和适应性(Guo et al., 2024)。

3. 基于大语言模型的多智能体系统阶段

近年来, 基于大语言模型的多智能体系统展现出巨大潜力。相较于传统多智能体系统, 这类系统智能体之间的自然语言交流更易于人类理解(Xi et al., 2023)。此外, 基于大语言模型的多智能体系统主要通过即时反馈进行学习(Guo et al., 2024), 如

与环境或人类实时互动。这种动态交互机制使得智能体能够从实际场景学习并优化自身行为策略, 从而提高系统的智能水平、交互性和协同性。

卡内基梅隆大学约纳坦·比斯克等(Bisk et al., 2020)提出了自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)的五个发展阶段(见图1): 即世界范围(world scope)理念, 包括WS1(语料库)、WS2(互联网)、WS3(感知)、WS4(具身)、WS5(社会)。海量数据或语料库构成自然语言处理的基础, 互联网推动了大语言模型的兴起, 自然语言处理进入WS2阶段。在多模态环境下, 基于大语言模型的智能体具备扩展的感知和行动空间, 能够从真实世界中获得反馈并学习新知识, 自然语言处理逐步进入WS3和WS4阶段。在参与社会互动时, 基于大语言模型的多智能体可以通过合作或竞争处理更复杂的任务, 获得真正的社会知识和经验, 自然语言处理正朝向WS5阶段跨越(Xi et al., 2023)。基于大语言模型的多智能体系统已被广泛应用于社会行为模拟、复杂学科问题解答、软件开发、科学实验和辩论等领域, 在教育领域具有巨大潜力(Guo et al., 2024)。相关研究表明, 多智能体系统可作为人工智能助手解决教学过程中的复杂学科问题(Swan et al., 2023), 促进个性化学习、模拟课堂师生互动。此外, 多智能体系统独特的交互功能还可用于模拟未来教育政策和复杂系统的实施过程, 帮助教育者开展多维政策仿真和政策效果评估(Cheng et al., 2024)。

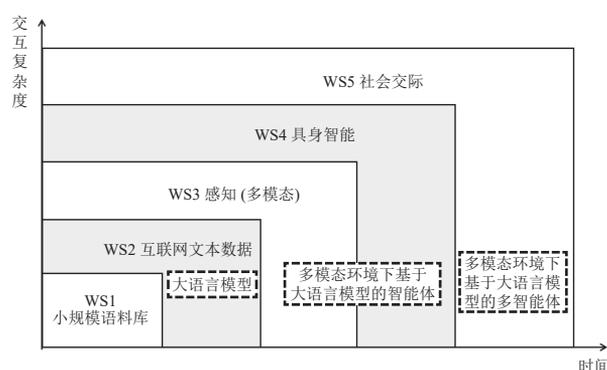


图1 自然语言处理发展阶段(世界范围理念)

(三) 基于大语言模型的多智能体的教育应用优势

1. 更具推理优势, 能够解决复杂问题

多项实证研究表明, 随着实例化智能体数量的

增多,多智能体系统的性能相应得到提高。例如,麻省理工学院研究人员创建了允许多个智能体通过“辩论”解决特定任务的框架,发现在数学和策略推理任务中,如算数问题解答和象棋步法预测等,多智能体辩论方法的效果显著优于单一智能体(Du et al., 2023)。腾讯公司研究者也观察到,在算数推理、一般推理和代码生成等多任务情境中,大语言模型实例化智能体数量的增加,会带来系统性能的提升,甚至多个小型大语言模型的集成能力能超越单一较大模型的性能(Li et al., 2024)。性能提升的原因在于,在多智能体系统中,智能体被动态分为不同角色,各智能体只需专注自身领域和相关信息,然后通过协作提升整体性能(郭鑫等, 2023)。此外,智能体之间可以共享参数、本地知识和决策,通过通信增强算法的鲁棒性和可扩展性(Janbi et al., 2023)。同时,多智能体系统能够并行探索多个解决方案,优化决策过程,选取最优方案。

2. 便捷地训练垂直领域,可获取实时数据源

多智能体系统支持分布式应用,其设计灵活简单,具有更强的扩展性,能有效降低系统总成本。首先,系统可以通过内置的自定义工具,如其他语言模型或网络应用程序获取实时数据源。这些工具帮助智能体在推理和规划阶段利用外部资源,提升专业知识,优化决策与行动(Xi et al., 2023)。其次,学习者可以根据个人需求定制智能体角色,并调用具有优势的大语言模型,或针对智能体在系统中承担的特定角色深入训练,使其精通特定垂直领域的专业知识和技能。这种个性化训练能为使用者提供更专业的解决方案。此外,LangChain等开发框架的文档加载器、向量存储等工具,有助于开发者通过知识蒸馏(knowledge distillation)将不同来源和模型的知识轻松集成到大语言模型中(Gou et

al., 2021),从而利用外部知识生成准确和信息丰富的回答。检索增强生成技术(retrieval-augmented generation, RAG)可根据师生问题在外部知识库中检索,然后将检索结果和问题一同输入大语言模型,有助于提升大模型生成知识的准确性和信息的丰富度(Li et al., 2022)。

3. 模拟社交场景,促进学习者社会情感能力发展

基于大语言模型的多智能体系统具有独特的交互性和角色扮演能力。多个智能体通过互动对话,协同计划、讨论和决策,可以模拟复杂、真实的社交场景,反映人类群体问题解决的合作性质(Guo et al., 2024),有助于学生深入理解不同任务角色的行为和情感,提高社交感知能力。例如,斯坦福大学研究者开发了“AI智能体小镇”,包含25个基于大语言模型的不同角色智能体。这些智能体能够自由交互,并模拟镇长选举等简单任务(Park et al., 2023)。这种模拟社交场景可以帮助学生更好地体会社交互动的复杂性,促进学生社会情感能力的发展。

三、研究方法 with 结果

(一)多智能体框架比较

基于大语言模型的多智能体框架(LLM-based Multi-Agent Framework)是用于实现多智能体之间协作和竞争的工具,可以提升系统性能、效率,增强鲁棒性和可扩展性,实现系统自适应,促进人机协同互动。借助多智能体框架,开发者可以简化多智能体系统的构建过程,用户可以通过角色扮演、初始提示等方式,轻松构建并管理多智能体工作团队完成多种任务(Li et al., 2023)。基于大语言模型的多智能体框架主要有 AutoGen、CrewAI、CAMEL、MetaGPT 等(见表 1)。

表 1 多智能体框架对比

特点	AutoGen	CrewAI	CAMEL	MetaGPT
对话模式	动态/静态	静态	静态	静态
代码执行	√	√	×	√
人类参与	即时/跳过	延时	延时	延时
主要特征	角色扮演 工具调用	角色扮演 工具调用(包括 LangChain 工具) 自主任务委派	角色扮演 工具调用 启示式提示(inception prompt)	角色扮演 工具调用 自主任务委派 标准作业程序(SOP) 元编程技术

多智能体的对话模式分为静态和动态两种。静态模式中, 智能体间的连接和交互关系固定不变, 不受输入影响, 如 CrewAI、CAMEL、MetaGPT 等。相比之下, AutoGen 支持动态和静态两种模式, 能够通过注册自动回复机制和基于大语言模型的函数调用, 灵活确定下一位发言者。AutoGen、CrewAI 和 MetaGPT 均能直接或借助内部工具执行由大语言模型生成的代码。人类参与指系统在执行任务的过程中是否以及如何允许人类参与智能体的对话, AutoGen 允许用户参与对话, 并能设置某回合的输入次数和条件, 指定回复自己的多智能体角色等, 其他框架则不具备该功能。此外, CAMEL 设计了启示式提示 (inception prompt) 功能 (又称初始提示), 能自动循环对话开始时的任务细化提示、助手系统提示和用户系统提示, 直至对话结束。MetaGPT 作为一种元编程框架,

采用标准化操作程序 (SOP) 规范问题解决过程中的工作流程, 确保智能体按照要求生成结构化输出。

在众多多智能体框架中, AutoGen 以其独特且灵活的人类参与智能体对话机制, 更适合本研究的应用场景。使用者可以轻松创建不同角色的智能体, 并参与多轮对话, 灵活配置某回合的输入次数和条件 (见图 2)。此外, AutoGen 官网提供直观的用户界面设计案例, 如 AutoGen Studio 等, 操作简便, 用户体验较好。

(二) 实验与结果

本研究围绕人机协作解决复杂问题展开设计, 选择“教育公平与教育资源适配度”主题构建问题情境, 然后对比学习者与单智能体和多智能体交互的文本特征, 探索两种人机交互模式协助学生解决教育领域复杂问题的差异, 方案如下:

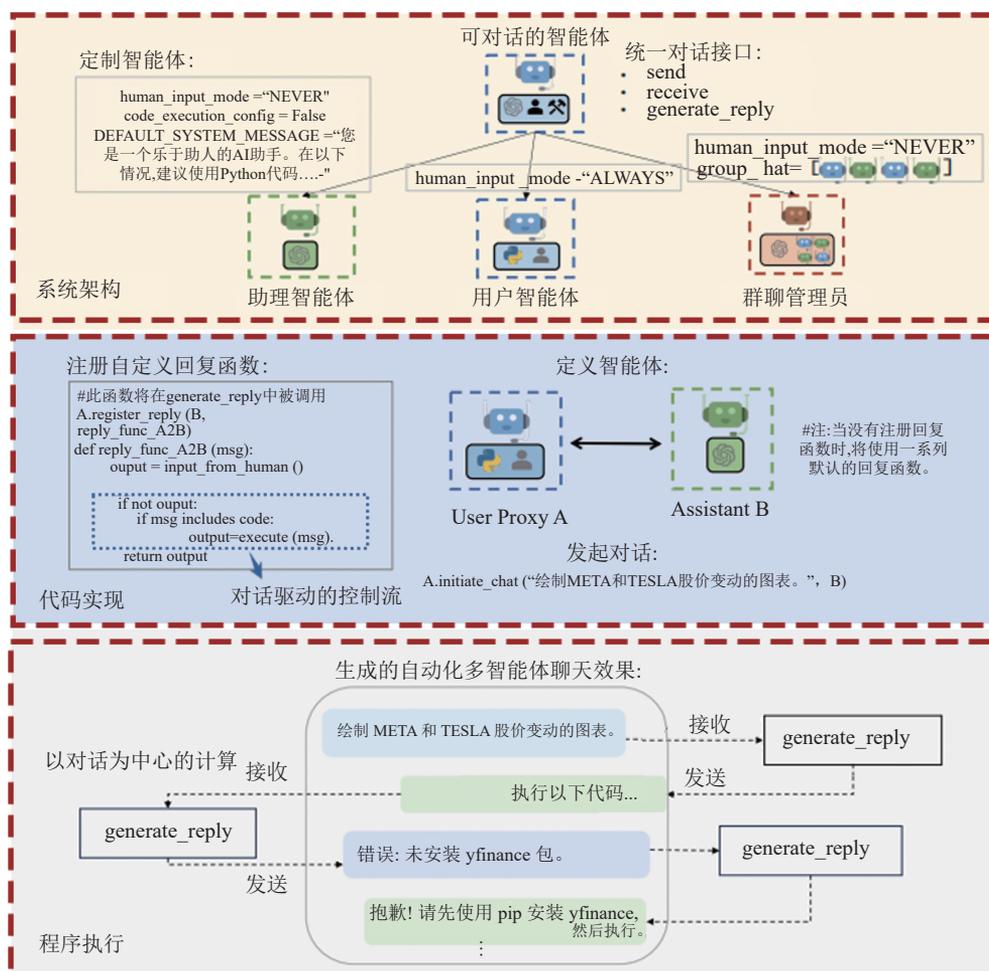


图 2 AutoGen 框架 (Wu et al., 2023)

1. 实验样本与流程

本研究共招募 60 名参与者, 分为对照组和实验组, 每组 30 人。参与者的学段涵盖本科、硕士和博士, 所在学校包括双一流高校、一流学科建设高校和普通省属高校, 男女生比例均衡, 样本具有代表性。实验要求两组参与者分别使用传统对话式单智能体语言模型和多智能协作平台, 思考和解决以下问题: “教育公平是教育可持续发展的重要议题。针对城乡教育资源分配不均问题, 我国采取了城乡同步或双师课堂等措施, 以实现优质资源共享, 但仍面临一个关键问题: 城市提供的教育资源和课程是否适合农村教育的现实基础?” 实验不限时长和对话次数, 直至参与者的疑惑得到解决。

2. 实验平台设计

与对照组使用传统单智能体大语言模型开展对话不同, 实验组使用基于微软 AutoGen 多智能体

框架搭建的人机交互平台(见图 3)。研究团队根据“教育公平与教育资源适配度”主题, 设计了由七个智能体组成的教研团队作为“Agents”角色, 包括教师、学习者、教育心理学专家、教育社会学专家、教育经济学专家、教育评价专家、教育政策制定者, 各 Agent 均接入大语言模型并具有明确的身份设定。参与实验的学生作为“Human”角色, 与七个智能体角色基于问题开展集体研讨。

3. 统计方法

本研究对两类人机交互的文本数据进行隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)主题词抽取, 通过最大化概率学习最合适的主题—词语分布和文档—主题分布。主题个数是构建 LDA 模型所用的最重要参数之一, 对潜在主题识别效果具有直接影响。为确定聚类主题个数, 本研究采用困惑度指标(perplexity score)判断最优主题数量(邱均平等, 2021)。

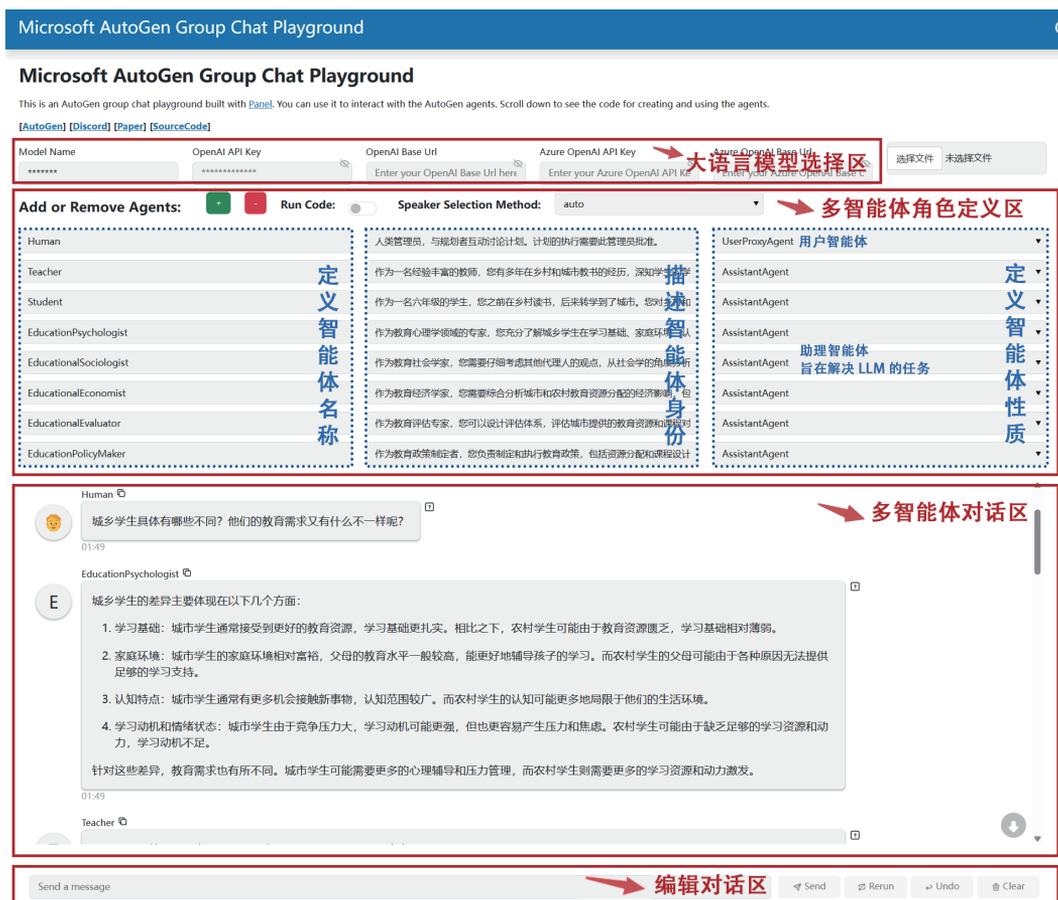


图 3 基于 AutoGen 多智能体教学实验平台

4. LDA 主题词抽取结果

首先, 本研究记录并对比了实验组和对照组与两类智能体交互的信息条数。在解决问题的过程中, 对照组的 30 位学习者共发送 175 条提问文本, 收到 175 条回复, 实验组 30 位学习者共发送 103 条提问文本, 收到 552 条回复。这表明, 实验组学习者接触到的观点数量远高于对照组。具体而言, 多智能体架构的协同特性使得各智能体的回复数量保持一致(见表 2)。通过智能体之间的协同作用, 实验组可以从多个视角接收观点和建议, 从而帮助解决复杂问题。

表 2 各角色智能体回复条数及百分比

智能体角色	回复条数	百分比(%)
教师	87	15.76
学习者	75	13.59
教育心理学专家	76	13.77
教育社会学专家	72	13.04
教育经济学专家	81	14.67
教育评价专家	75	13.59
教育政策制定者	86	15.58
总计	552	100

其次, 本研究使用 LDA 主题模型分析实验组和对照组学习者的提问文本(见图 4)。在对照组中, 当主题数量为 8 时, 困惑度数值处于最低拐点, 数值为 13.46。这表明, 该组文本最适宜聚类为 8 个主题。实验组中, 当主题数为 10 时, 困惑度最低, 数值为 15.02。这表明, 该组文本最适宜按照 10 个主题进行聚类。

本研究进一步通过 LDA 主题聚类方法, 归纳总结同一主题下的关键词发现, 对照组学生与单智

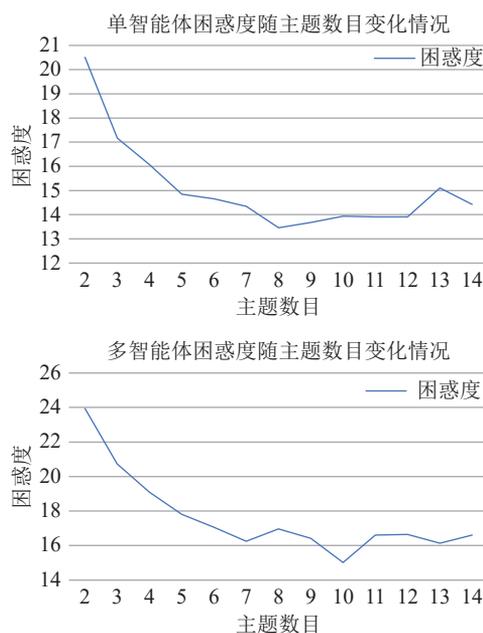


图 4 对照组与实验组提问文本主题数聚类检测

能体的交互涉及原因推理、方案解决两类提问; 实验组学生与多智能体的交互涉及问题发现、原因推理、方案解决三类提问(见表 3 和表 4)。

总体而言, 本研究从大语言模型支持的学习者解决复杂学习问题的提问视角展开分析发现, 多智能体以其多元性和互动性显著增强了学习的广度和深度。本研究对比两组 LDA 建模抽取的主题数发现, 多智能体环境下, 学习者讨论议题的数量更多。此外, 多智能体环境支持下学习者的提问涉及问题发现、原因推理和方案解决三个维度, 表现比单智能体环境更全面。单智能体环境中的学习者主要关注原因推理和方案解决, 缺乏问题发现阶段的深入探索, 且原因推理不够充分。

多智能体环境之所以能激发学习者提出更广

表 3 单智能体高概率特征词分布

分类	主题标识类别	高频特征词	百分比(%)
原因推理	城乡教育资源差异的影响及适应性政策	城市、乡村、教育资源、分析、差异、环境、影响、政策	8.13
	城乡教育资源差异的教育和社会影响	学生、孩子、情况、方面、观点、无法、社会	10.00
	城市教育资源适应农村教育的可行性	现实、基础、课程、总结	3.13
方案解决	中国城乡教育资源差距及缩小措施	差距、城乡、措施、中国、乡镇	15.63
	特殊地理环境下的教育资源调整与策略	角度、特点、条件、气候、高度、食堂、调整、道理	10.00
	城乡教育资源差异及农村教育改善策略	农村、教育、资源、师资、地区、力量、学子	19.38
	城乡教育公平与资源共享策略	问题、公平、课堂、资源分配、资源共享、优质、发展、议题、关键问题	26.88
	改善教育质量与教学环境的策略和设施	教师、教学、学校、设施、水平、宿舍、质量、家长、模式	6.88

表 4 多智能体高概率特征词分布

分类	主题标识类别	高频率特征词	百分比(%)
问题发现	农村教育中的师资和家庭参与问题	地方、情况、特点、孩子、家长、形式、家庭	3.26
	教育资源共享的问题、措施及应用困难	问题、措施、优质、资源共享、教师、关键问题、议题	8.70
	城乡教学设施差距与乡村教育面临的挑战	教学、乡村、教学设施、城镇、差距	27.17
原因推理	城乡教育资源差异及其对学生的心理影响分析	城乡、教育资源、影响、心理、老师、评估、区别	7.61
	教育过程中城乡生计和环境差异的影响分析	过程、生计、环境	26.09
	城乡教育资源差异与生产力水平分析	城市、农村、生产力、水平	6.52
	城乡教育公平、资源分配与课堂发展关系分析	教育、公平、发展、资源分配、课堂	8.70
方案解决	调整教育方法以适应城乡学生的差异和心理健康需求	学生、差异、心理健康、调整	4.35
	评估适应农村基础的城市教育资源与课程	基础、课程、现实	4.35
	教育资源的分配方式与远程教育策略	资源、方式、师资、政策、学校、远程教育、设施、观点	3.26

泛和深入的议题, 根源在于其具有多元性和互动性。不同身份的智能体有多学科知识和策略, 能为学习者提供多样化的视角, 能促进议题的多元化, 增加学习的复杂性和深度。此外, 与单一智能体相比, 多智能体有更强的动态交互机制, 能优化社会交互体验, 学习环境更具活力, 鼓励学习者与智能体之间开展思维碰撞, 促进了信息和知识的交换。

因此, 相较于单智能体, 多智能体能够通过提供多样化视角、构建更具活力的动态人机交互机制, 促使学习者自发运用多维提问策略, 系统地巡查问题, 思考成因, 解决问题, 扩展学习的广度和深度。

四、讨论

基于大语言模型的多智能体系统以其解决复杂问题和自适应能力的显著优势, 在教育领域显示出巨大潜力, 为构建创新生态系统理论和提升学生创新能力提供了新的路径。

(一) 异质协同, 价值共创

创新生态系统理论强调异质协同, 即多元主体、技术、资源之间的互补和开放式创新(许秋璇等, 2023)。这是因为在当今复杂多变的环境下, 单一主体很难独立完成创新, 需要与外部主体合作, 整合内外部资源, 依靠知识流动, 才能实现高效创新(Durst et al., 2013)。多智能体系统中能力各异的智能体拥有不同领域的专业背景、技术和资源优势, 有助于协同解决复杂的学习问题。学生通过与多智能体共同探讨与协作, 相互启发、借鉴, 并能

够扮演不同角色, 体验合作、竞争、领导等关系。这种互动促使学生从多角度审视问题, 突破单一思维模式, 提升创新能力(Xie et al., 2023)。此外, 多智能体能够提供多角度的问题解决方案, 丰富学生的视角和思维模式(Guo et al., 2024)。

(二) 即时迭代, 动态优化

持续的调整 and 选择是解决复杂学习问题的关键。初始想法总是要经过反复的测试、调整和重构, 方能成型(Gobble, 2014)。因此, 持续有效的反馈机制至关重要。多智能体系统能够迅速响应内外部环境变化, 如技术进步、市场需求等, 通过模拟真实场景和案例, 帮助学生将理论应用于实践, 并能提供快速反馈, 促使学生深度反思和持续改进(袁婧等, 2024)。学生根据多智能体的反馈, 不断调整改进方案, 总结经验教训, 提升创新能力。此外, 多智能体系统还能够与学生协同创作, 如合作撰写小说或绘制艺术作品。这种人机协作模式能够帮助学生从繁琐的细节和重复性工作中解放出来, 更专注于创新和想象, 从而为学生提供更广阔的创意探索空间。

(三) 情感支持, 韧性提升

人机交互的可持续发展依赖其内在的自组织功能和动力机制。良好的生态系统不仅要注重系统要素的静态结构和资源配置, 更需强调开放式沟通和创新主体之间的动态交互, 形成知识与创新范式的共生、协同、演化的生态系统, 推动系统不断进化(朱燕丛等, 2021)。

团队心理资本是维持创新生态系统动力、促进可持续发展的关键要素。心理资本是一种积极的心理发展状态,由希望、自我效能感、韧性和乐观四个维度构成。多智能体系统构成的创新团队,具备良好的创新心理资本,帮助学生树立明确的目标,灵活调整实现目标的路径和方向。

多智能体系统还能够模拟支持者和心理导师等具有特定性格特点的角色,模拟各种真实生活或专业领域情境,以构建包容、尊重的虚拟社区,营造积极的心理安全环境。在这种环境下,人际风险行为会降低(Newman et al., 2017),从而有助于削弱甚至完全解决情感冲突(Xie et al., 2023)。学生能够进行开放式沟通,提出创新构想,而无需担心遭到批评或否定,还可以寻求更多的反馈,以此提升复杂问题的解决能力(Lee et al., 2011)。多智能体也能为学生提供终身的群体性心理支持。随着学生个体能力的提升与心智的发展,系统也随之调节,与学生的认知水平和创新能力相匹配,激发更多的创新思维,帮助学生建立更强大的社会联结和心理韧性(Carmeli et al., 2009)。

五、反思

基于大语言模型的多智能体系统一定程度上可以弥补大语言模型的不足,为教育教学带来新的机遇。然而,它的教育应用需避免技术滥用,着重于促进学生的全面发展和教师教学水平的提升。

首先,教师要主动适应与多智能体协同的新型教学组织形式。教师应确保多智能体角色的设计与教学目标一致,避免仅将其视为内容生成工具而过度依赖。在构建多智能体团队时,教师应注重技术应用与人文教育结合,确保智能体不仅传递知识,还能促进学生全面发展。此外,多智能体的回答可能存在偏差和错误,教师或相关人员需及时监督和纠正,保证学习过程的有效性,且符合预期目标。

其次,开发人员要优化多智能体系统的人机交互体验设计,建立人机信任。具体措施包括:搭建多模态环境,整合大语言模型,使智能体处理并响应多种感官输入,生成图像、音频、视频和物理动作等多种输出类型;优化情感交流,设计类人多智能体形象,注重互动性与用户体验;提供可视化低代码操作界面,增强系统的用户友好性和易用性。

此外,系统应保持开放,允许教师和学生自定义智能体角色、功能和行为,以适应个性化学习需求。

最后,学生需熟练掌握提示词工程(prompt engineering)。设计良好的提示词能显著增强智能体对任务的理解,减少因表述不清导致的误解和错误,从而有效引导智能体生成与目标高度一致的优质输出(White et al., 2023),提高解决复杂问题的能力。在与多智能体合作解决问题的过程中,学生需学会拆解问题,并根据问题情境合理配置多智能体团队,通过精确的提示词明确不同智能体的职责和任务,以确保智能体能充分理解其角色和任务要求。这有助于提高学生的问题解决能力和组织协调能力。此外,多智能体系统内预设的多种提示词模板,可引导学生学会与智能体高效互动,合作解决复杂学习问题。

[参考文献]

- [1] 安波(2022). 分布式人工智能[M]. 北京: 电子工业出版社: 3-5.
- [2] Bisk, Y., Holtzman, A., Thomason, J., Andreas, J., Bengio, Y., Chai, J., Lapata, M., Lazaridou, A., May, J., Nisnevich, A., Pinto, N., & Turian, J. (2020). Experience grounds language[J]. arXiv preprint arXiv: 2004.10151.
- [3] Bouquet, F., Chipeaux, S., Lang, C., Marilleau, N., Nicod, J. M., & Taillandier, P. (2015). Introduction to the agent approach[M]// Agent-based Spatial Simulation with NetLogo: 1-28.
- [4] Cheng, Y., Zhang, C., Zhang, Z., Meng, X., Hong, S., Li, W., Wang Z., Wang Z., Yin F., Zhao J., & He, X. (2024). Exploring large language model based intelligent agents: Definitions, methods, and prospects[J]. arXiv preprint arXiv: 2401.03428.
- [5] Carmeli, A., & Gittel, J. H. (2009). High - quality relationships, psychological safety, and learning from failures in work organizations[J]. Journal of Organizational Behavior: The International Journal of Industrial, Occupational and Organizational Psychology and Behavior, 30(6) : 709-729.
- [6] Chaib-Draa, B., Moulin, B., Mandiaou, R., & Millot, P. (1992). Trends in distributed artificial intelligence[J]. Artificial Intelligence Review, 6: 35-66.
- [7] 陈潇, 苏雪源, 王波, 祝一清, 孔德彰(2023). ChatGPT类生成式人工智能教育应用伦理审度与调适[J]. 中国教育信息化, (12): 42-48.
- [8] De la Prieta, F., Gil, A. B., Rodríguez-González, S., & Corchado, J. M.(2014). Cloud computing and multi agent system to improve learning object paradigm[J]. IxD& A, 23: 38-49.
- [9] Du, Y., Li, S., Torralba, A., Tenenbaum, J. B., & Mordatch, I. (2023). Improving factuality and reasoning in language models through multiagent debate[J]. arXiv preprint arXiv: 2305.14325.
- [10] Durst, S., & Poutanen, P. (2013). Success factors of innovation ecosystems-Initial insights from a literature review[J]. Co-create,

2013; 27.

[11] Gobble, M. M. (2014). Charting the innovation ecosystem[J]. *Research-Technology Management*, 57(4): 55-59.

[12] Goonatilake, S. T., & Hettige, B. (2022). Past, present and future trends in multi-agent system technology[J]. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, 55(6): 723-739.

[13] Gou, J., Yu, B., Maybank, S. J., & Tao, D. (2021). Knowledge distillation: A survey[J]. *International Journal of Computer Vision*, 129(6): 1789-1819.

[14] Guo, T., Chen, X., Wang, Y., Chang, R., Pei, S., Chawla, N. V., Wiest, O., & Zhang, X. (2024). Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges[J]. *arXiv preprint arXiv: 2402.01680*.

[15] 郭鑫, 王微, 青伟, 李剑, 何召锋 (2023). 基于强化学习的多智能体泛化性研究 [J]. *计算机技术与发展*, (4): 114-119.

[16] Hasselmo, M. E. (2017). Avoiding catastrophic forgetting[J]. *Trends in cognitive sciences*, 21(6): 407-408.

[17] Janbi, N., Katib, I., & Mehmood, R. (2023). Distributed artificial intelligence: Taxonomy, review, framework, and reference architecture[J]. *Intelligent Systems with Applications*, 200231.

[18] Lee, J. Y., Swink, M., & Pandepong, T. (2011). The roles of worker expertise, information sharing quality, and psychological safety in manufacturing process innovation: An intellectual capital perspective[J]. *Production and Operations Management*, 20(4): 556-570.

[19] Leite, I., McCoy, M., Lohani, M., Ullman, D., Salomons, N., Stokes, C., Rivers, S., & Scassellati, B. (2015, March). Emotional storytelling in the classroom: Individual versus group interaction between children and robots[C]. In *Proceedings of the tenth annual ACM/IEEE international conference on human-robot interaction*; 75-82.

[20] Li, G., Hammoud, H., Itani, H., Khizbullin, D., & Ghanem, B. (2024). Camel: Communicative agents for "mind" exploration of large language model society[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*; 36.

[21] Li, H., Su, Y., Cai, D., Wang, Y., & Liu, L. (2022). A survey on retrieval-augmented text generation[J]. *arXiv preprint arXiv: 2202.01110*.

[22] Li, J., Zhang, Q., Yu, Y., Fu, Q., & Ye, D. (2024). More agents is all you need[J]. *arXiv preprint arXiv: 2402.05120*.

[23] 李杨, 徐峰, 谢光强, 黄向龙 (2018). 多智能体技术发展及其应用综述 [J]. *计算机工程与应用*, (9): 13-21.

[24] Li, Z., Jiang, G., Xie, H., Song, L., Lian, D., & Wei, Y. (2024). Understanding and patching compositional reasoning in LLMs[J]. *arXiv preprint arXiv: 2402.14328*.

[25] Ling, C., Zhao, X., Lu, J., Deng, C., Zheng, C., Wang, J., Chowdhury, T., Li, Y., Cui, H., Zhang, X., Zhao, T., Panalkar, A., Mehta, D., Pasquali, S., Cheng, W., Wang, H., Liu, Y., Chen, Z., Chen, H., White, C., Gu, Q., Pei, J., Yang, C., & Zhao, L. (2023). Domain specialization as the key to make large language models disruptive: A comprehensive survey[J]. *arXiv preprint arXiv: 2305.18703*.

[26] 刘明, 吴忠明, 廖剑, 任伊灵, 苏逸飞 (2023). 大语言模型的教育应用: 原理、现状与挑战——从轻量级 BERT 到对话式 ChatGPT[J]. *现代教育技术*, (8): 19-28.

[27] Luo, Y., Yang, Z., Meng, F., Li, Y., Zhou, J., & Zhang, Y. (2023). An empirical study of catastrophic forgetting in large language models during continual fine-tuning[J]. *arXiv preprint arXiv: 2308.08747*.

[28] Naveed, H., Khan, A. U., Qiu, S., Saqib, M., Anwar, S., Usman, M., Akhtar, N., Barnes, N., & Mian, A. (2023). A comprehensive overview of large language models[J]. *arXiv preprint arXiv: 2307.06435*.

[29] Newman, A., Donohue, R., & Eva, N. (2017). Psychological safety: a systematic review of the literature[J]. *Human resource management review*, 27(3): 521-535.

[30] Park, J. S., O'Brien, J., Cai, C. J., Morris, M. R., Liang, P., & Bernstein, M. S. (2023, October). Generative agents: Interactive simulators of human behavior[C]. In *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*: 1-22.

[31] 邱均平, 沈超 (2021). 基于 LDA 模型的国内大数据研究热点主题分析 [J]. *现代情报*, (9): 22-31.

[32] 邱燕楠, 李政涛 (2023). 挑战·融合·变革: “ChatGPT 与未来教育” 会议综述 [J]. *现代远程教育研究* (3): 3-12+21.

[33] Swan, M., Kido, T., Roland, E., & Santos, R. P. D. (2023). Math agents: Computational infrastructure, mathematical embedding, and genomics[J]. *arXiv preprint arXiv: 2307.02502*.

[34] 王雪, 乔玉飞, 王崑羽, 成雨薇, 李慧洋 (2022). 教育智能体如何影响学习者情绪与学习效果?——基于国内外 39 篇实验或准实验研究文献的元分析 [J]. *现代教育技术*, (8): 59-66.

[35] White, J., Fu, Q., Hays, S., Sandborn, M., Olea, C., Gilbert, H., Elnashar, A., SpencerSmiath, J., & Schmidt, D. C. (2023). A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with chatgpt[J]. *arXiv preprint arXiv: 2302.11382*.

[36] Wu, Q., Bansal, G., Zhang, J., Wu, Y., Zhang, S., Zhu, E., Jiang, L., Zhang, X., Zhang, S., Liu, J., Awadallah, A. H., White, R. W., Burger, D., Wang, C., & Wang, C. (2023). Autogen: Enabling next-gen llm applications via multi-agent conversation framework[J]. *arXiv preprint arXiv: 2308.08155*.

[37] Xi, Z., Chen, W., Guo, X., He, W., Ding, Y., Hong, B., Zhang, M., Wang, J., Jin, S., Zhou, E., Zheng, R., Fan, X., Wang, X., Xiong, L., Zhou, Y., Wang, W., Jiang, C., Zou, Y., Liu, X., Yin, Z., Dou, S., Weng, R., Cheng, W., Zhang, Q., Qin, W., Zheng, Y., Qiu, X., Huang, X., & Gui, T. (2023). The rise and potential of large language model based agents: A survey[J]. *arXiv preprint arXiv: 2309.07864*.

[38] Xie, R., Jiang, J., Yue, L., Ye, L., An, D., & Liu, Y. (2023). Under psychological safety climate: The beneficial effects of teacher-student conflict[J]. *International journal of environmental research and public health*, 19(15): 9300.

[39] 许秋璇, 吴永和 (2023). 教育数字化转型的驱动因素与逻辑框架——创新生态系统理论视角 [J]. *现代远程教育研究*, (2): 31-39.

[40] 袁婧, 翟雪松, 吴飞, 李艳 (2024). 基于虚拟教研室的高校人工智能专业(AI+X 方向)建设——以浙江大学为例 [J]. *现代教育技术*,

(5): 123-133.

[41] 翟雪松, 楚肖燕, 顾建民, 李艳, 王会军(2023). 从知识共享到知识共创: 教育元宇宙的去中心化知识观 [J]. 华东师范大学学报(教育科学版), (11): 27-37.

[42] 翟雪松, 楚肖燕, 焦丽珍, 童兆平, 李艳(2023). 基于“生成式人工智能+元宇宙”的人机协同学习模式研究 [J]. 开放教育研究, (5): 26-36.

[43] 翟雪松, 吴庭辉, 袁婧, 李艳(2023). 教育对人工智能应用的反哺价值探究——基于生成式模型到世界模型的视角 [J]. 远程教育杂志, (6): 34-41.

[44] 翟雪松, 易龙珠, 王会军, 章欣, 钱佳钰, 董艳, 李艳(2022).

Web3.0时代“互联网+教育”的发展机遇与挑战 [J]. 开放教育研究, (6): 4-11.

[45] Zhao, W. X., Zhou, K., Li, J., Tang, T., Wang, X., Hou, Y., Min, Y., Zhang, B., Zhang, J., Dong, Z., Du, Y., Yang, C., Chen, Y., Chen, Z., Jiang, J., Ren, R., Li, Y., Tang, X., Liu, Z., Liu, P., Nie, J. Y., Wen, J. R. & Wen, J. R. (2023). A survey of large language models[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.18223.

[46] 朱燕丛, 黄锦阁, 肖锐, 潘文洁, 刘伟(2021). 国际高等教育创新生态系统研究——以斯坦福大学为例 [J]. 创新创业理论与实践, (6): 25-29.

(编辑: 魏志慧)

Empirical Investigation of Human-Machine Collaboration in Solving Complex Learning Problems through a LLM-based Multi-Agent Framework

ZHAI Xuesong¹, JI Shuang¹, JIAO Lizhen², ZHU Qiang³ & WANG Liying⁴

(1. College of Education, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China; 2. Information Technology Center, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China; 4. College of Education Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China)

Abstract: *This study introduces a multi-agent framework based on large language models, exploring avenues for learners to harness human-machine collaboration to tackle complex learning scenarios effectively. Through comparative discourse analysis between single-agent and multi-agent collaborative interactions, this study discovered that learners in a multi-agent environment spontaneously employ multifaceted questioning strategies to efficiently resolve these complex learning problems. This research not only assists educators in reassessing the current limitations of employing large language models for individual dialogues but also provides practical insights for future implementations of large-scale human-machine interactive communities.*

Key words: *multi-agent; Large Language Models; generative AI; human-machine collaboration; complex learning problems*